Vinicius Torres de Macedo

# OPERAI: UTILIZANDO INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL PARA AUXILIAR NA OTIMIZAÇÃO DE CENTROS CIRÚRGICOS

Trabalho de Graduação

Universidade Federal de Pernambuco
secgrad@cin.ufpe.br
www.cin.ufpe.br/~secgrad

RECIFE
2024

Universidade Federal de Pernambuco
Centro de Informática
Graduação em Ciência da Computação

Vinicius Torres de Macedo

# OPERAI: UTILIZANDO INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL PARA AUXILIAR NA OTIMIZAÇÃO DE CENTROS CIRÚRGICOS

*Trabalho apresentado ao Programa de Graduação em Ciência da Computação do Centro de Informática da Universidade Federal de Pernambuco como requisito parcial para obtenção do grau de Bacharel em Ciência da Computação.*

Orientador: *Nivan Roberto Ferreira Júnior*

RECIFE
2024

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do programa de geração automática do SIB/UFPE

Macedo, Vinicius Torres de.
OperAI: utilizando inteligência artifical para auxiliar na otimização de centros cirúrgicos / Vinicius Torres de Macedo. - Recife, 2024.
41 p. : il., tab.

Orientador(a): Nivan Roberto Ferreira Júnior
(Graduação) - Universidade Federal de Pernambuco, Centro de Informática, , 2024.
Inclui referências.

1. Inteligência Artificial. 2. Suporte à Decisão. 3. Agendamento de Cirurgias. 4. Visualização de Dados. I. Ferreira Júnior, Nivan Roberto. (Orientação). II. Título.

000 CDD (22.ed.)

Vinicius Torres de Macedo

# OPERAI: UTILIZANDO INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL PARA AUXILIAR NA OTIMIZAÇÃO DE CENTROS CIRÚRGICOS

*Trabalho apresentado ao Programa de Graduação em Ciência da Computação do Centro de Informática da Universidade Federal de Pernambuco como requisito parcial para obtenção do grau de Bacharel em Ciência da Computação.*

*Orientador: Nivan Roberto Ferreira Júnior*

*Aprovado em:* 12/03/2024

**BANCA EXAMINADORA**

---

Prof. Nivan Roberto Ferreira Júnior (Orientador)
Universidade Federal de Pernambuco

---

Prof. Adiel Teixeira de Almeida (Examinador)
Universidade Federal de Pernambuco

RECIFE
2024

# Agradecimentos

Primeiramente, agradeço a minha família, meu pai, minha mãe e meu irmão, que sempre julgaram minha educação de fundamental importância. Dando-me suporte em todos esses anos, e me mostrando o caminho certo a ser seguido. Amo vocês. Agradeço também à minha namorada, cuja presença amorosa e apoio constante foram uma fonte de inspiração e motivação durante todo este processo.

Aos meus colegas de faculdade e do ensino médio, cuja amizade e colaboração enriqueceram minha experiência acadêmica, expresso minha gratidão. Juntos, enfrentamos desafios, compartilhamos conhecimento e crescemos como estudantes e seres humanos. Cada um de vocês desempenhou um papel significativo em minha jornada. Não posso deixar de mencionar meu fiel companheiro, Yoshi, meu adorável cachorro. Sua presença alegre e leal trouxe uma dose diária de felicidade e conforto durante os momentos desafiadores da pesquisa e do estudo.

Este trabalho é resultado de um esforço coletivo, e agradeço a todos que, de uma forma ou de outra, contribuíram para o seu sucesso. Seu apoio e encorajamento foram fundamentais para minha jornada acadêmica e profissional.

# Resumo

Este documento apresenta o OperAI, uma ferramenta de suporte à decisão baseada em inteligência artificial e visualização de dados, desenvolvida para auxiliar na otimização do uso de salas de cirurgia. O objetivo principal do OperAI é proporcionar uma solução prática que integra modelos de previsão de tempo de cirurgias, oferecendo suporte a gestores de centros cirúrgicos em um ambiente dinâmico e incerto. O sistema foi implementado utilizando tecnologia web com Django, PyCaret e ReactJS, visando melhorar a eficiência operacional e a qualidade do atendimento ao paciente. Os resultados deste estudo incluem a implementação do OperAI e sua personalização para atender às necessidades específicas das instituições de saúde brasileiras, demonstrando o seu potencial para aprimorar significativamente o gerenciamento dos hospitais e contribuir para um sistema de saúde mais eficaz.

**Palavras-chave:** Inteligência Artificial, Suporte à Decisão, Agendamento de Cirurgias, Visualização de Dados.

# Abstract

This document presents OperAI, a decision support tool based on artificial intelligence and data visualization, developed to assist in the optimization of surgical centers. The main objective of OperAI is to provide a practical solution that integrates surgery time prediction models, offering support to surgical center managers in a dynamic and uncertain environment. The system was implemented using web technology with Django, PyCaret, and ReactJS, aiming to improve operational efficiency and the quality of patient care. The results of this study include the implementation of OperAI and its customization to meet the specific needs of Brazilian healthcare institutions, demonstrating its potential to significantly enhance hospital management and contribute to a more effective healthcare system.

**Keywords:** Decision Support, Surgery Scheduling, Artificial Intelligence, Data Visualization.

# Lista de Figuras


4.1 Pipeline de Aprendizado de Máquina com o PyCaret . . . . . 23
4.2 Gráfico de Importância das Características . . . . . 25

5.1 Diagrama de Classes . . . . . 27
5.2 Interface do OperAI . . . . . 28
5.3 Detalhes da Cirurgia . . . . . 29
5.4 Mapa de Calor e Estatísticas. . . . . 29
5.5 Vista da Lista de Cirurgias. . . . . 30
5.6 Vista dos Blocos Cirúrgicos . . . . . 31

6.1 Sequência de passos para o agendamento de uma cirurgia. . . . . 35
6.2 Sequência de passos para o montagem do mapa cirurgico. . . . . 37

# Lista de Tabelas

3.1 Comparação entre ferramentas de planejamento cirúrgico. . . . . 19

4.1 Exemplo do *dataset* antes da filtragem dos dados . . . . . 21
4.2 Resultados da Comparação de Modelos . . . . . 24

# Lista de Acrônimos

| | |
|---|---|
| **API** | *Application program interface* |
| **MSE** | *Mean Squared Error* |
| **MAE** | *Mean Absolute Error* |
| **RMSE** | *Root Mean Squared Error* |
| **RMSLE** | *Root Mean Squared Logarithmic Error* |
| **OPME** | *Órteses, Próteses e Materiais Especiais* |

# Sumário


**1 Introdução** **12**

1.1 Objetivos . . . . . 12

1.1.1 Objetivo Geral . . . . . 13

1.1.2 Objetivos Específicos . . . . . 13

1.2 Estrutura do trabalho . . . . . 13

**2 Referencial Teórico** **14**

2.1 Requisitos para Sistemas Hospitalares Inteligentes . . . . . 14

2.2 Conceitos da Gestão de Agendamento de Cirúrgias . . . . . 15

2.2.1 Níveis de Decisão . . . . . 15

2.2.2 Estratégias de Agendamento . . . . . 15

2.2.3 Características do Problema . . . . . 16

**3 Trabalhos Relacionados** **18**

3.1 Aplicações de Inteligência Artificial nos Hospitais . . . . . 19

**4 Predição do Tempo Cirúrgico** **20**

4.1 *Dataset* de Informações de Salas de Cirurgia . . . . . 20

4.2 Criação do Modelo de Predição de Tempo . . . . . 23

**5 OperAI** **26**

5.1 Tarefas Analíticas . . . . . 26

5.2 Modelagem do Banco de Dados . . . . . 26

5.3 Interfaces . . . . . 27

5.3.1 Vista do Mapa Cirúrgico . . . . . 28

5.3.2 Vista da Lista de Cirurgias . . . . . 30

5.3.3 Painel dos Blocos Cirúrgicos . . . . . 31

5.4 Algoritmo de Particionamento de Intervalos . . . . . 32

**6 Casos de uso** **34**

6.1 Agendamento de Cirurgia . . . . . 34

6.2 Entendendo o Centro Cirúrgico . . . . . 35

6.3 Montagem do Mapa Cirúrgico . . . . . 36

**7 Conclusão** **38**

7.1 Melhorias e Trabalhos futuros . . . . . 38

**Referências** **40**

# 1 Introdução

O mercado de saúde movimentou 914,85 bilhões de reais no ano de 2022, o que equivale a 9,23% do PIB brasileiro. No mesmo período, a taxa de pacientes submetidos a procedimentos cirúrgicos atingiu a marca de 55,26%, evidenciando uma significativa utilização desses procedimentos na assistência médica. Além disso, o índice de cirurgias por paciente registrou um aumento, passando de 1,66 para 1,76 entre os anos de 2021 e 2022. Esses dados refletem um total de 2.362.502 cirurgias realizadas nos hospitais monitorados pela ANHP[1]. O aumento dos gastos de saúde tem sido influenciado pela recuperação da demanda reprimida ao longo da pandemia de Covid-19 que continuam representando uma pressão sobre o sistema de saúde brasileiro, demandando gastos adicionais relacionados a internações, medicamentos e investimentos para as vacinas.

Para a grande maioria dos hospitais, o centro cirúrgico desempenha um papel fundamental na qualidade dos serviços fornecidos aos pacientes, sendo a principal fonte de custos e receitas para essas entidades. Dada esta grande popularidade do mercado e preocupação com a diminuição de custos, os departamentos de cirurgia têm sido alvo de um número crescente de estudos voltados para o planejamento das atividades das salas de operações dentro de um orçamento, tempo e equipe limitados. Assim, algumas soluções começaram a surgir no mercado com esse intuito, como é o exemplo do módulo de cirurgia do Aplicativo de Gestão para Hospitais Universitários[2] e o Intelectah[3]. Uma característica comum a esse tipo de ferramenta é o fato de que elas se concentram no agendamento das salas com informações dos procedimentos em si (paciente, médico, procedimentos), desempenhando um papel comunicador entre o médico solicitante e o hospital receptor. Além disso, essas soluções costumam focar na estratégia de agendamento por bloco, definindo intervalos fixos de duração para cada procedimento.

## 1.1 Objetivos

Os objetivos deste trabalho dividiram-se em objetivo geral e específicos, a saber:

[1] https://www.anahp.com.br/indicadores-hospitalares/
[2] https://www.gov.br/ebserh/pt-br/governanca/plataformas-e-tecnologias/aghu/modulos/cirurgias
[3] https://www.intelectah.com.br

### 1.1.1 Objetivo Geral

O principal objetivo deste trabalho é o desenvolvimento do OperAI, uma ferramenta de visualização interativa de dados para dar melhor suporte ao agendamento de cirurgias e gestão de centros cirúrgicos por meio de *insights* utilizando inteligência artificial.

### 1.1.2 Objetivos Específicos

- Desenvolver um modelo de predição de tempo cirúrgico com a biblioteca PyCaret[4].
- Utilizar o Django Rest Framework[5] para implementação de uma API Rest.
- Desenvolver dashboards usando o framework ReactJS[6], com auxílio de bibliotecas como D3[7] e Chart.js[8]
- Utilizar o modelo desenvolvido na aplicação web para auxiliar na reserva de sala de cirurgia.

## 1.2 Estrutura do trabalho

A organização deste documento está descrita a seguir. No capítulo 2 discutimos requisitos, conceitos e características do problema de agendamento de cirurgias. O capítulo 3 apresenta trabalhos relacionados na literatura, bem como ferramentas comerciais disponíveis para a auxiliar no agendamento cirúrgico. O capítulo 4 discute o processo de coleta da base de dados utilizado no projeto, bem como o tratamento necessário para a base ser utilizada no OperAI. O design do sistema OperAI é apresentado no capítulo 5, discutindo as tarefas analíticas a serem executadas, modelagem do banco de dados e as técnicas de visualização utilizadas. O capítulo 6 apresenta alguns casos de uso que mostram o OperAI em ação. Finalmente, no capítulo 7, são feitas considerações sobre o que o projeto alcançou e quais serão os possíveis trabalhos futuros.

[4]https://pycaret.org/
[5]https://www.djangoproject.com/
[6]https://react.dev/
[7]https://d3js.org/
[8]https://www.chartjs.org/

# 2

# Referencial Teórico

## 2.1 Requisitos para Sistemas Hospitalares Inteligentes

Quando falamos de desenvolvimento de software para hospitais, atender os requisitos necessários para esse setor requer uma série de estudos para uma boa elicitação e um embasamento teórico pertinente ao setor. Por esse motivo, JANSSON et al. (2022) buscam avaliar e priorizar as funcionalidades mais relevantes para sistemas de planejamento dentro de hospitais utilizando inteligência artificial. Esse estudo destaca quais são as principais necessidades e demandas dos hospitais em termos de sistemas de planejamento, levando em consideração a opinião dos profissionais de saúde e dos gestores hospitalares, fornecendo uma lista abrangente de funcionalidades que podem ser usadas para projetar futuras soluções aprimoradas por IA e avaliar as soluções projetadas em relação aos requisitos. Vale salientar que o contexto desse estudo são hospitais finlandeses, italianos e espanhóis, o que pode não representar a realidade brasileira. Segundo essa pesquisa os principais requisitos levantados são:

- É importante que a IA reconheça se os pacientes estão em risco de eventos adversos durante o atendimento.
- É importante que a IA seja capaz de prever os recursos disponíveis para determinados momentos com base em dados de fatores internos e externos.
- A interface do usuário atualiza a visualização da evolução prevista da condição do paciente com base nos dados históricos e atuais do paciente.
- A interface do usuário possui uma visualização da ordem recomendada de tratamento dos pacientes.
- A interface do usuário possui uma funcionalidade para verificar se a capacidade do hospital esta prevista para ser limitada durante o tempo planejado para o tratamento.

## 2.2 Conceitos da Gestão de Agendamento de Cirúrgias

O agendamento de cirurgias é uma área crítica na gestão de hospitais e clínicas, com a complexidade de suas operações dividida em diversos níveis de decisão. O trabalho de Zhu, Fan, Yang, Pei e Pardalos (2018) faz uma revisão de literatura destacando os principais conceitos na área. Com base nesse trabalho, esta seção oferece uma visão abrangente dos principais aspectos envolvidos na gestão do agendamento de cirurgias, abordando os seguintes critérios:

### 2.2.1 Níveis de Decisão

- Nível Estratégico: No nível estratégico, a atenção se concentra na formulação de planos de longo prazo. Isso inclui o planejamento de capacidade, que envolve a determinação dos recursos necessários para atender à demanda futura e a alocação estratégica desses recursos. Além disso, aborda Case-mix Problems (CMP), que visa determinar quantas horas de sala de cirurgia são dedicadas a cada categoria de pacientes com base em fatores como a demanda de cada categoria, custos e lucratividade associados a cada uma.

- Nível Tático: O nível tático envolve a resolução do Master Surgery Scheduling Problem (MSSP), que se concentra na alocação de recursos cirúrgicos, como salas de operação, equipes médicas e equipamentos, para maximizar a eficiência operacional ao longo do tempo.

- Nível Operacional: O nível operacional lida com o Surgery Scheduling Problem (SSP) em curto prazo, lidando com o agendamento de cirurgias em um horizonte de curto prazo, normalmente dias ou semanas. Ele se concentra em agendar as cirurgias de forma eficiente e oportuna, levando em consideração as restrições operacionais imediatas.

### 2.2.2 Estratégias de Agendamento

- Estratégia de Agendamento em Blocos: Este método envolve a alocação de períodos específicos para tipos de cirurgias semelhantes, otimizando a utilização de recursos. Um exemplo de trabalho na área é o de ZHU et al. (2019), o qual se concentra em resolver o problema de agendamento em salas de cirurgia sob esse tipo de estratégia. Além disso, essa prática é a mais adotada nos hospitais da Europa onde cada cirurgião é alocado em blocos de tempos para cada sala de cirurgia PENN; POTTS; HARPER (2017).

- Estratégia de Agendamento Aberto: Permite mais flexibilidade e não segue a abordagem de blocos rígidos, sendo adequada para cenários com maior variabilidade

na demanda cirúrgica. Nessa abordagem os cirurgiões têm a liberdade de escolher qualquer dia de trabalho para suas cirurgias, e a equipe de anestesistas e enfermeiros é ajustada para maximizar a eficiência da utilização das salas de cirurgia. Dessa forma, acomoda as preferências e os horários dos cirurgiões, ao mesmo tempo em que mantém a eficiência operacional FEI; CHU; MESKENS (2008).

- Estratégia de Agendamento em Blocos Modificados: Esta estratégia é uma adaptação da estratégia de agendamento em blocos para acomodar variações na demanda, permitindo maior flexibilidade. FEI; CHU; MESKENS (2008) implementam uma estratégia de agendamento em blocos modificada, na qual determinados períodos de tempo são alocados para cirurgiões específicos, em vez de serem reservados para especialidades médicas em geral. Eles incorporam conceitos da estratégia de agendamento aberto no planejamento e na programação de cirurgias, visando aprimorar o desempenho das operações cirúrgicas.

### 2.2.3 Características do Problema

O agendamento de cirurgias é desafiador devido a várias características do problema, no trabalho de ZHU et al. (2019) são citados os seguintes aspectos como os mais abordados na literatura:

- Incerteza: A incerteza permeia o processo, envolvendo dúvidas quanto à duração das cirurgias, horários de chegada dos pacientes, disponibilidade de recursos e requisitos específicos de cuidados médicos.
- Duração: Cada cirurgia tem uma duração específica, estando diretamente relacionada com a especialidade cirúrgica, trabalhos como o de CHU et al. (2022). abordam os possíveis fatores que afetam e tentam construir um modelo para prever essas durações.
- Chegada: O atraso para o início das cirurgias muitas vezes pode estar relacionado com a chegada no hospital do paciente, sendo influenciado por fatores externos como trânsito e tempo, ou até mesmo por fatores internos como o transporte intra-hospitalar.
- Recursos: Limitações de salas de cirurgia, equipamentos e equipe.
- Requisitos de Cuidados: Diferentes procedimentos podem exigir recursos específicos.
- Pacientes Especiais: Necessidades diferentes para diabéticos, idosos e crianças.

Além desses itens, a pesquisa em agendamento de cirurgias aborda uma ampla variedade de objetivos, incluindo a maximização do número de casos cirúrgicos agendados, o uso eficiente do tempo das salas de cirurgia, a minimização dos custos associados às salas e aos pacientes, a redução do tempo de espera dos pacientes, a otimização do número de recursos necessários, à minimização do tempo total de conclusão máximo, a redução das horas extras, a minimização do número de blocos de tempo utilizados, a maximização da satisfação e a minimização das transições de cirurgiões entre salas.

Cada um desses objetivos aborda aspectos específicos do desafio de agendar cirurgias em ambientes hospitalares, visando melhorar a eficiência, a qualidade e a satisfação do paciente. O agendamento de cirurgias é uma área multidisciplinar que combina teoria matemática, tomada de decisões e considerações clínicas para garantir que os procedimentos cirúrgicos sejam realizados de forma eficiente, atendendo às necessidades dos pacientes e otimizando a utilização dos recursos hospitalares.

# 3

# Trabalhos Relacionados

Alguns autores realizaram em seu estudo o desenvolvimento de modelos que focam na predição do tempo de cirurgias CHU et al. (2022) e em situações de reagendamento ERDEM; QU; SHI (2012). É importante ressaltar que esses trabalhos têm como foco principal o desenvolvimento técnico do modelos, com ênfase na predição e na exploração de cenários específicos. A integração dessas predições com visualizações dinâmicas e interativas é geralmente limitada ou não é abordada. Um trabalho que implementa esses modelos de forma prática é o de SPANGENBERG et al. (2018), o qual divide sua arquitetura em 3 subsistemas: predição, reagendamento e detecção de situações.

No mercado atual, sistemas comercializáveis que implementam esses modelos de forma prática são o IQueue[1] e o Leap Rail[2]. Todavia, esses sistemas foram projetados com base em contextos e necessidades específicas dos Estados Unidos, o que pode limitar sua aplicabilidade em instituições de saúde brasileiras devido a diferenças nos processos e regulamentações. Um exemplo concreto seria a maneira como os sistemas de saúde são estruturados e operados nos dois países, incluindo diferenças nos sistemas de prontuários e fluxos de trabalho clínicos. Além disso, esses sistemas oferecem interfaces que nem sempre são adequadas para facilitar a interpretação e a tomada de decisões pelos gestores e profissionais de saúde em cenários específicos. Essa dificuldade de adaptação do sistema resulta em lacunas no atendimento às necessidades específicas de instituições de saúde no Brasil. O Intelectah[3] que por sua vez é uma plataforma brasileira também com intuito de facilitar o processo de agendamento cirúrgico não apresenta *features* de agendamento inteligente e predição de duração cirúrgica usando modelos de inteligência artificial. Portanto, este trabalho visa preencher essa lacuna ao buscar integrar funcionalidades presentes nesses sistemas, para oferecer uma solução mais completa e adaptada ao contexto dos hospitais brasileiros, conforme a Tabela 3.1.

[1] https://leantaas.com/products/iqueue-for-operating-rooms/
[2] https://www.leaprail.com/.
[3] https://www.intelectah.com.br

**Tabela 3.1:** Comparação entre ferramentas de planejamento cirúrgico.

| Plataforma | Brasileira | Predição de Duração | Agendamento Inteligente |
|---|---|---|---|
| IQueue | Não | Sim | Sim |
| Leap Rail | Não | Sim | Sim |
| Intelectah | Sim | Não | Não |
| OperAI | Sim | Sim | Sim |

## 3.1 Aplicações de Inteligência Artificial nos Hospitais

O trabalho de SCHIELE; KOPERNA; BRUNNER (2020) propõe um modelo de redes neurais para prever a ocupação de Unidades de Terapia Intensiva (UTIs). Esse estudo utiliza técnicas avançadas de aprendizado de máquina para analisar dados históricos e informações relevantes dos pacientes, a fim de prever a ocupação das UTIs com antecedência. Com essa previsão, os gestores de saúde podem se preparar melhor para a demanda de pacientes em estado crítico, planejar a alocação de recursos e tomar decisões mais informadas em termos de gestão de leitos e pessoal. Esse modelo pode trazer benefícios significativos para o sistema de saúde, garantindo uma melhor utilização dos recursos disponíveis e uma resposta mais eficaz às necessidades dos pacientes.

Outra abordagem interessante é a realizada por FAIRLEY; SCHEINKER; BRANDEAU (2018) a qual tem como objetivo desenvolver um método para organizar cirurgias, visando minimizar o congestionamento da Unidade de Recuperação Pós-Anestésica e evitar atrasos nas cirurgias. Esse estudo propõe um modelo de aprendizado de máquina para estimar o tempo necessário de cada paciente na sala de recuperação para cada tipo de procedimento cirúrgico. Além disso, após uma simulação, usando dados de um hospital americano, os autores afirmam que o modelo poderia ter reduzido o total de esperas na sala de recuperação em 76% sem diminuir a utilização da sala de cirurgia. Dessa forma, fica evidente a importância de adotar abordagens inovadoras, como o uso de modelos de aprendizado de máquina, para otimizar a organização e operação de serviços médicos, como as salas de cirurgia.

# 4

# Predição do Tempo Cirúrgico

Este capítulo descreve os dados utilizados neste trabalho, bem como o processamento feito nos mesmos para que pudessem ser visualizados no OperAI. A fim de analisar e dar um melhor suporte à tomada de decisão para os gestores operacionais de salas de cirurgia, OperAI também utiliza de modelos preditivos que são descritos ao longo desse capítulo.

## 4.1 *Dataset* de Informações de Salas de Cirurgia

Como fonte de dados para informações e características de cirurgias, foi usado um conjunto de dados cedido por CHU et al. (2022), o qual foi obtido do Hospital Memorial Shin Kong Wu Huo-Shih, localizado em Taipé, capital de Taiwan, de janeiro de 2015 a setembro de 2019. A coleta de dados brutos contém um total de 124.528 entradas de registros de utilização de salas, abrangendo 112 colunas com diversos parâmetros. Não há informações de pacientes nem informações identificáveis na base de dados. Tal base de dados é relevante, haja vista que podemos simular um ambiente hospitalar sem comprometer a privacidade dos pacientes. CHU et al. utiliza essa mesma base para propor um modelo de predição de tempo de cirurgia que também é um dos objetivos desse trabalho.

Cada entidade contém identificadores numéricos para representar pacientes, médicos e enfermeiros, além disso, podemos encontrar o departamento da cirurgia, categoria de pagamento (plano de saúde ou particular), procedimentos realizados durante o processo, risco anestésico, horários das diversas etapas da operação (início e fim da anestesia, entrada e saída da sala de cirurgia, início e fim da cirurgia), entre outros. Foram identificados 19 colunas que não possuíam descrição disponibilizada pelo autor, por esse motivo, elas foram removidas do estudo. Os campos restantes estão descritos na tabela 4.1.

Com todo o processo de coleta de dados, a base de dados descrita acima possuía problemas de qualidade. Para resolver este problema, aplicamos alguns processos de limpeza de dados. A primeira filtragem foi remover instâncias que tinham valores nulos (faltando) para atributos que julgamos fundamentais para nossa análise. Os atributos escolhidos para análise foram cuidadosamente selecionados com base na sua relevância para a investigação dos regis-

**Tabela 4.1:** Exemplo do *dataset* antes da filtragem dos dados

| **Nome do Campo** | **Descrição** |
|---|---|
| ODR_LOGN | Número de série da cirurgia |
| ODR_CHRT | Número do Prontuário |
| ODR_TXDT | Data |
| ODR_OPRM | ID da Sala de Operação |
| ODR_DEPT | Departamento |
| ODR_PSRC | Fonte do Paciente |
| ODR_BDNO | Número da Cama |
| ODR_EFLG | Cirurgia de Emergência |
| ODR_IPNO | Número do Paciente Internado |
| ODR_AS_D | Início da Anestesia (data) |
| ODR_AS_T | Início da Anestesia (hora) |
| ODR_AE_D | Fim da Anestesia (data) |
| ODR_AE_T | Fim da Anestesia (hora) |
| ODR_IN_D | Entrada na Sala de Cirurgia (data) |
| ODR_IN_T | Entrada na Sala de Cirurgia (hora) |
| ODR_OS_D | Início da Cirurgia (data) |
| ODR_OS_T | Início da Cirurgia (hora) |
| ODR_OE_D | Fim da Cirurgia (data) |
| ODR_OE_T | Fim da Cirurgia (hora) |
| ODR_OT_D | Saída da Sala de Cirurgia (data) |
| ODR_OT_T | Saída da Sala de Cirurgia (hora) |
| ODR_OP_1 - ODR_OP_4 | IDs dos tipos de procedimento cirúrgico |
| ODR_M_DR | Médico Principal |
| ODR_DN_1 | Enfermeiro de Instrumentação 1 |
| ODR_DN_2 | Enfermeiro de Instrumentação 2 |
| ODR_WN_1 | Enfermeiro de Circulação 1 |
| ODR_WN_2 | Enfermeiro de Circulação 2 |
| ODR_PAYK | Categoria de Pagamento |
| ODR_OPID | ID da Cirurgia |
| ODR_ANAM | Métodos de Anestesia |
| ODR_AN_D | Anestesista (Médico) |
| ODR_INDR | Médico Avaliador da Anestesia |
| ODR_ASA | Risco Anestésico 1 - 5 (baixo - alto) |
| ODR_M_D2 | Médicos Assistentes 2 - 4 |
| ODR_ANT1 - ODR_ANT3 | Anotações do Método de Anestesia |
| ODR_WOUD | Limpeza da Ferida |
| ODR_PRDG | Nome do Procedimento Cirúrgico |
| ODR_FIND | Descobertas |
| ODR_OPF | Descobertas durante o procedimento |
| ODR_OPP | Procedimento Cirúrgico |
| ODR_PODG | Diagnóstico Pós-Operatório |

tros de procedimentos cirúrgicos. Por exemplo, o atributo *ODR_DEPT* permite a categorização dos procedimentos cirúrgicos de acordo com os diferentes departamentos médicos, fornecendo informações sobre onde as cirurgias ocorreram e qual a sua especialidade. Os atributos *ODR_PSRC* e *ODR_EFLG* oferecem insights valiosos sobre a origem do paciente, ou seja, se é um paciente interno ou externo, no caso de transferência, e se a cirurgia foi de emergência. Além disso, os atributos relacionados a datas e horários de entrada e saída na sala de operação, bem como informações sobre médicos, enfermeiros e anestesistas envolvidos, são cruciais para traçar um panorama abrangente do processo cirúrgico.

O segundo procedimento realizado consistiu sumarizar alguns dados e excluir aqueles que deram origem a novos campos, pois o foco inicial dessa etapa é facilitar a criação do modelo de predição de tempo de cirurgia que será utilizado no sistema. Para isso, foram criados 5 novos campos e removidos 15, assim como no trabalho do autor, excetuando o campo *Day_since_last*, restaram 14 campos que utilizamos de input para o nosso modelo, são eles:

- *ODR_DEPT*: ID do Departamento da Cirurgia
- *ODR_WOUD*: Limpeza da Ferida do Paciente
- *ODR_ASA*: Risco de Anestesia do Paciente
- *ODR_PAYK*: Categoria de Pagamento do Paciente (Status do Seguro de Saúde)
- *ODR_PSRC*: Categoria de Origem do Paciente (Internação, Ambulatório, Sala de Emergência)
- *ODR_EFLG*: Categoria (se é uma cirurgia de emergência)
- *ODR_OP_1*: ID do Procedimento do Primeiro Procedimento a Ser Realizado
- *ODR_OP_2*: ID do Procedimento do Segundo Procedimento a Ser Realizado
- *ODR_OP_3*: ID do Procedimento do Terceiro Procedimento a Ser Realizado
- *ODR_OP_4*: ID do Procedimento do Quarto Procedimento a Ser Realizado
- *ODR_Total_time*: Tempo Total (em minutos) Gasto na Sala de Operações
- *num_M_DR*: Número Total de Médicos Participantes na Cirurgia
- *num_DN&WN*: Número Total de Enfermeiros (Enfermeiro de Campo e Enfermeiro de Circulação) Participantes na Cirurgia
- *num_OP*: Número Total de Procedimentos Planejados

Por último, foram excluídos 65 registros que apresentavam tempo total maior que 800 minutos. Ao final da aplicação de todos os filtros citados anteriormente, o *dataset* apresentou um total de 124.460 entidades.

## 4.2 Criação do Modelo de Predição de Tempo

Após realizar o tratamento dos dados, foi realizada a criação do modelo utilizando a ferramenta PyCaret desenvolvida por ALI (2020). Essa biblioteca de código aberto em Python automatiza fluxos de trabalho de aprendizado de máquina utilizando *low-code*. Além disso, é uma ferramenta de aprendizado de máquina e gerenciamento de modelos de ponta a ponta que acelera significativamente o ciclo de experimentação e torna todo o processo mais produtivo. O processo realizado na ferramenta pode ser representado pelo diagrama da Figura 4.1.

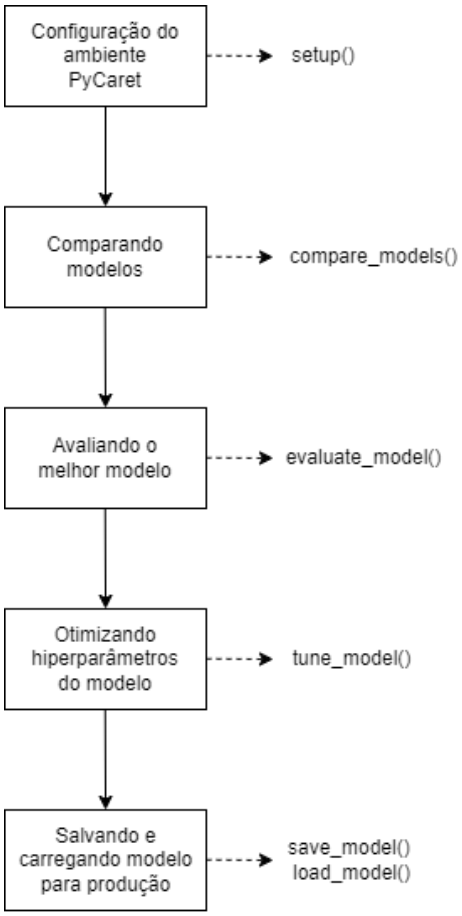



**Figura 4.1:** Pipeline de Aprendizado de Máquina com o PyCaret

Inicialmente configuramos o ambiente definindo a coluna *ODR_Total_time* como o *target* do nosso modelo e utilizamos a GPU para realizar acelerar o fluxo de trabalho em até 10 vezes. Para essa configuração foi necessário apenas passar o parâmetro *use_gpu* como *True* na função de configuração. Por padrão, a função divide os dados, alocando 70% para treinamento e 30% para validação. A placa de vídeo utilizada para realizar o experimento foi uma NVIDIA GeForce GTX 1660 Ti with Max-Q Design.

Em seguida, foi realizada a comparação de modelos utilizando a função *compare_models()*, a qual treina e avalia o desempenho de todos os estimadores disponíveis na biblioteca de modelos usando validação cruzada, também conhecida como *cross validation*. A validação cruzada

é uma técnica utilizada para avaliar a capacidade de generalização de um modelo. Nesse processo, o conjunto de dados é dividido em várias dobras, ou "folds", para treinamento e teste iterativos. Cada fold é usado alternadamente como conjunto de teste e conjunto de treinamento, permitindo uma avaliação mais robusta do modelo. A saída desta função é uma tabela com médias de pontuações que podem ser visualizadas na Tabela 4.2.

| Model | MAE | MSE | RMSE | R2 | RMSLE | MAPE |
|---|---|---|---|---|---|---|
| **xgboost** | **20.7669** | **1424.2196** | **37.7184** | **0.7870** | **0.3580** | **0.3238** |
| rf | 20.7364 | 1431.8747 | 37.8215 | 0.7859 | 0.3565 | 0.3191 |
| lightgbm | 21.2943 | 1468.2858 | 38.2973 | 0.7805 | 0.3682 | 0.3417 |
| catboost | 21.3931 | 1505.5355 | 38.7839 | 0.7749 | 0.3672 | 0.3381 |
| et | 21.3507 | 1540.3249 | 39.2340 | 0.7696 | 0.3634 | 0.3210 |
| knn | 21.8603 | 1630.5522 | 40.3680 | 0.7562 | 0.3748 | 0.3314 |
| gbr | 22.6390 | 1667.4689 | 40.8164 | 0.7507 | 0.3888 | 0.3741 |
| dt | 22.7767 | 1888.3758 | 43.4379 | 0.7177 | 0.3822 | 0.3326 |
| ridge | 24.7106 | 1933.0398 | 43.9551 | 0.7109 | 0.4900 | 0.4930 |
| br | 24.7119 | 1933.1904 | 43.9568 | 0.7109 | 0.4894 | 0.4931 |
| lr | 24.7215 | 1933.2911 | 43.9580 | 0.7109 | 0.4888 | 0.4929 |
| lasso | 24.4747 | 2023.4488 | 44.9693 | 0.6974 | 0.4147 | 0.4575 |
| llar | 24.4747 | 2023.4489 | 44.9693 | 0.6974 | 0.4147 | 0.4575 |
| en | 24.3231 | 2078.9667 | 45.5819 | 0.6891 | 0.4443 | 0.4123 |
| huber | 23.4234 | 2102.6464 | 45.8389 | 0.6856 | 0.4305 | 0.3746 |
| omp | 24.9221 | 2190.7949 | 46.7914 | 0.6724 | 0.4302 | 0.4301 |
| par | 37.1397 | 3313.0467 | 54.7121 | 0.5068 | 0.6188 | 0.8916 |
| ada | 39.8858 | 3517.8331 | 59.2191 | 0.4737 | 0.7217 | 1.1066 |
| dummy | 55.8442 | 6685.7917 | 81.7586 | -0.0001 | 1.0323 | 1.9699 |
| lar | 1144.3614 | 264397201.6450 | 5494.6889 | -41283.7020 | 1.1710 | 19.5932 |

**Tabela 4.2:** Resultados da Comparação de Modelos

A escolha da métrica de avaliação adequada desempenha um papel fundamental na análise do desempenho de modelos de regressão. Como definido no trabalho de ABBOU et al. (2022), o *Mean Absolute Error* (MAE) é amplamente utilizado quando se deseja medir o tamanho absoluto dos erros entre as previsões do modelo e os valores reais, sendo especialmente útil quando todos os erros são igualmente importantes. O *Mean Squared Error* (MSE), por outro lado, penaliza erros maiores com mais rigor, tornando-se mais sensível a *outliers*. A raiz quadrada do MSE, conhecida como *Root Mean Squared Error* (RMSE), é frequentemente preferida quando se busca uma métrica mais interpretável e que esteja na mesma escala dos dados originais. O *Root Mean Squared Logarithmic Error* (RMSLE) é útil em casos onde as diferenças percentuais têm mais relevância, e o Mean Absolute Percentage Error (MAPE) fornece uma visão clara dos erros em termos de porcentagem. O coeficiente de determinação, ou $R^2$, fornece uma medida da qualidade geral do modelo, indicando a proporção da variância dos valores dependentes explicada pelas previsões.

A função *compare_models()* retorna por padrão apenas o modelo com melhor desempe-

nho com base no critério definido no parâmetro "sort". Para experimentos de classificação, esse critério é a acurácia, e para experimentos de regressão, é o $R^2$. Dessa forma, seguimos com o modelo *xgboost* que obteve o melhor desempenho.

Após a escolha do melhor modelo, utilizamos a função *evaluate_model()* para plotar alguns gráficos com intuito de analizar a performance.

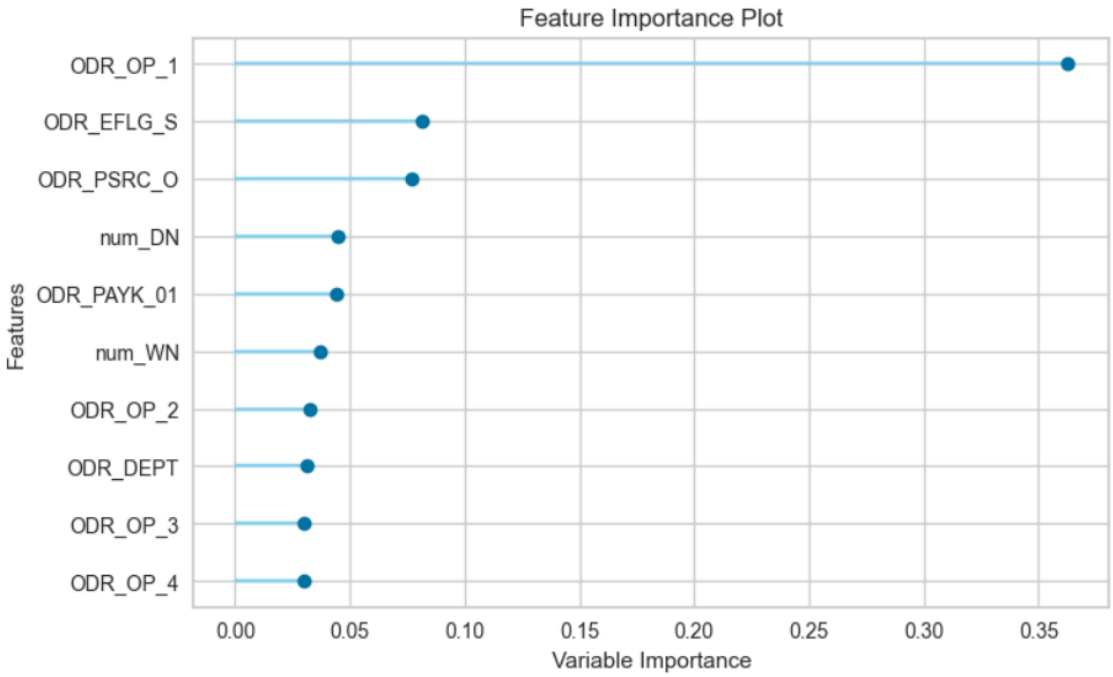



**Figura 4.2:** Gráfico de Importância das Características

Na Figura 4.2 podemos observar que a característica mais importante no modelo foi o campo *ODR_OP_1*, o qual representa o primeiro procedimento a ser realizado na cirurgia, destaca-se que este resultado é clinicamente relevante e esperado, uma vez que diferentes procedimentos cirúrgicos podem variar amplamente em termos de complexidade, duração e recursos necessários. Na etapa de otimização dos hiperparâmetros, a função *tune_model()* fica responsável por realizar esse processo. Entretanto, o modelo original foi melhor do que o modelo ajustado, portanto, ele foi mantido. Por último, na etapa de *deploy* do modelo, utilizamos a função *save_model()* para salvar a transformação de pipeline e um objeto de modelo treinado no diretório de trabalho atual como um arquivo de extensão pickle (.pkl) para uso posterior na nossa *Application program interface* (API), podendo ser facilmente carregado através da função *load_model()* que a própria biblioteca disponibiliza.

# 5

# OperAI

Este capítulo apresenta o design do OperAI. Este processo de design se deu de forma iterativa e incremental, no qual tarefas analíticas foram elicitadas (Seção 5.1) e estas foram usadas na escolha das visualizações e interações implementadas no sistema.

## 5.1 Tarefas Analíticas

Partindo da premissa que a principal característica do OperAI é a compreensão eficaz da utilização dos blocos cirúrgicos, permitindo que os gestores tomem medidas para maximizar a capacidade de atendimento por meio de *insights* preditivos e prescritivos, o sistema OperAI foi desenvolvido para suportar as seguintes tarefas analíticas:

(T1) Automatizar e simplificar o agendamento de cirurgias a partir da utilização da predição do tempo cirúrgico.

(T2) Entender como as variáveis do ambiente influenciam no atraso e cancelamento das cirurgias;

(T3) Possibilitar a manipulação do mapa cirúrgico, afim de auxiliar a otimização das salas, promovendo uma distribuição mais eficiente dos procedimentos.

(T4) Possibilitar a identificação de horários de pico das salas cirúrgicas;

## 5.2 Modelagem do Banco de Dados

A fim de poder desenvolver a ferramenta de acordo com as características do *dataset*, populamos o banco de dados com a mesma base. Isto foi feito modelando a estrutura conforme o o diagrama de classes da Figura 5.1. Criamos ao total 8 tabelas para segregar as informações e tentamos replicar uma possível estrutura original. Observa-se que a tabela *Surgery* desempenha um papel fundamental, sendo interligada às demais classes. Cada cirurgia está associada a

um ou mais procedimentos cirúrgicos e é conduzida por uma equipe médica em relação a um paciente, em uma sala cirúrgica designada.

Além disso, criamos um comando na aplicação Django com intuito de transformar o *dataset* em *seed*. Assim, após a criação do arquivo seed.json podemos utilizar o comando *python manage.py tenant_command loaddata –schema=<schema> seed* com intuito de popular nosso banco de dados e simular o sistema com dados reais. Em relação ao schema, adotamos a organização do banco através de *tenants*, por isso a necessidade desse parâmetro referenciando qual banco deve ser populado.

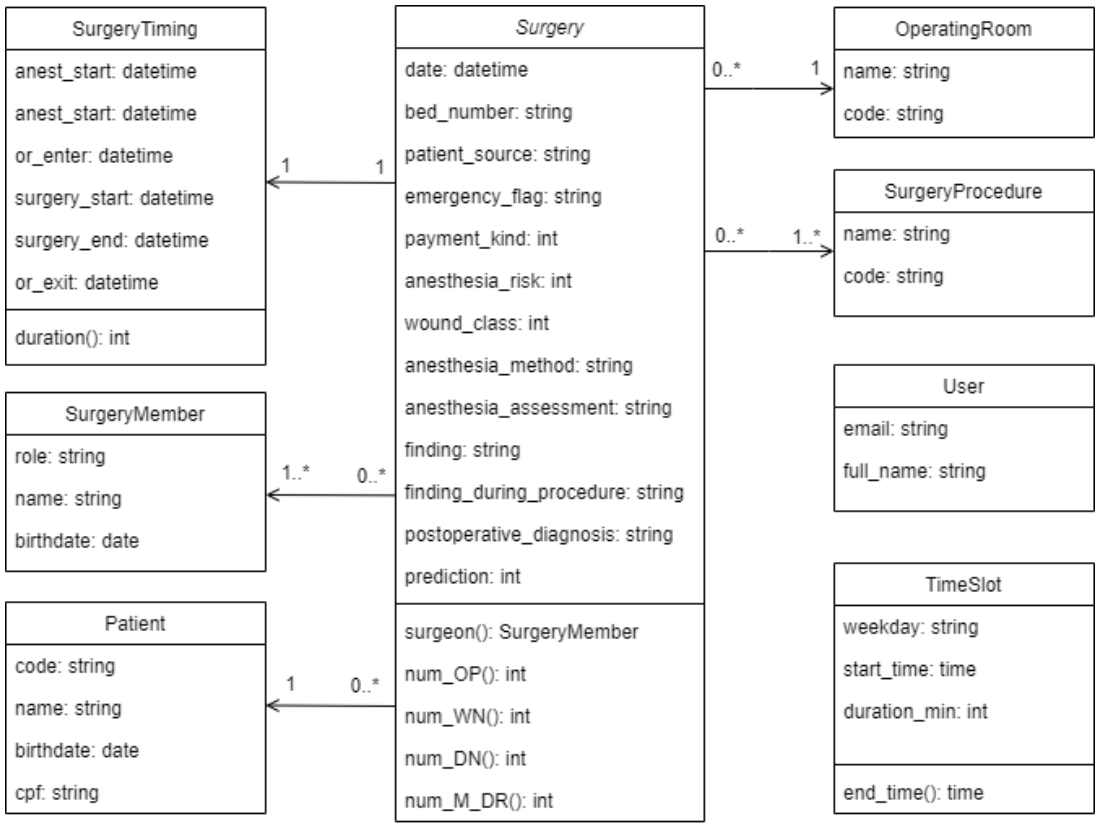



**Figura 5.1:** Diagrama de Classes

Ao final de todo processo, foram instalados um total de 360.323 objetos em todo o banco. Tabelas como a de *SurgeryProcedure*, *SurgeryMember* e *Patient* foram preenchidas inicialmente apenas com valores numéricos, devido a base de dado não possuir informações concretas, entretanto para facilitar a visualização na interface do sistema, foram gerados nomes e data de nascimento aleatórias para cada identificador de pacientes e membros da cirurgia.

## 5.3 Interfaces

Nesta seção, é descrito o design das interfaces do OperAI para suportar as tarefas analíticas descritas na seção 5.1. A Figura 5.2 apresenta a interface do sistema. Esta interface é

composta por três componentes principais: a vista do mapa cirúrgico, a vista de lista de cirurgias e um painel dos blocos cirúrgicos. Estes componentes são descritos em detalhes no restante deste capítulo.

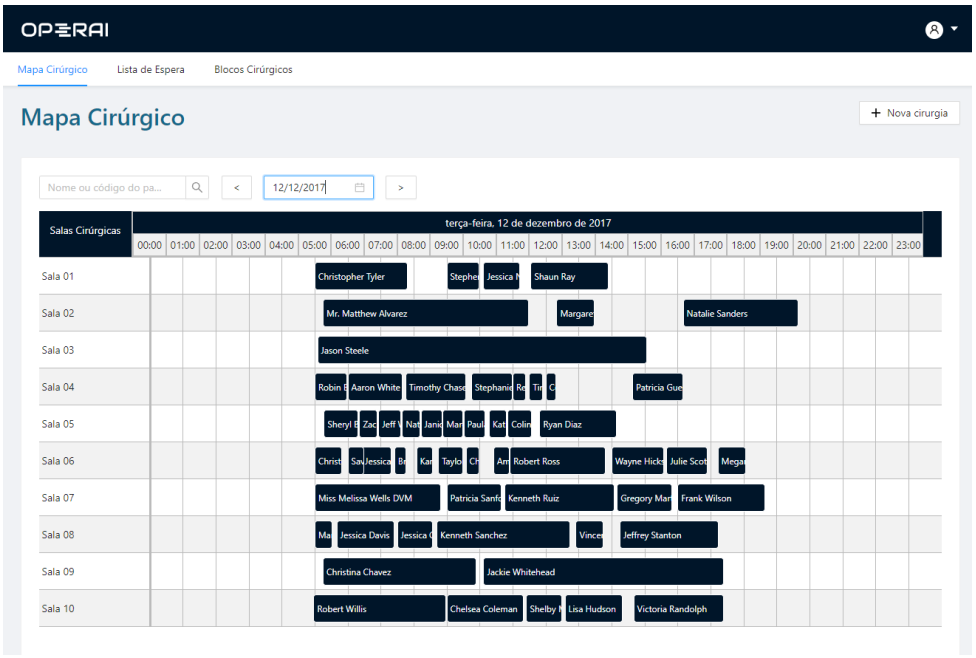



**Figura 5.2:** Interface do OperAI é composta por 3 componentes: a vista do mapa cirúrgico, a vista de lista de cirurgias e a vista dos blocos cirúrgicos.

### 5.3.1 Vista do Mapa Cirúrgico

O componente de visão do mapa cirúrgico é constituído de um mapa que mostra a distribuição das cirurgias nas salas, a sua duração e horários para inicio e fim, o nome do paciente é usado como identificador (Figura 5.2). Este componente possibilita ver com detalhes as informações das cirurgias presentes no conjunto de dados e de futuras cirurgias que possam ser agendadas. Ao clicar na cirurgia desejada, uma aba é apresentada com suas informações Figura 5.3.

Nessa aba é possível encontrar os tempos de duração segmentados, anotações feitas durante os procedimentos e até diagnósticos pós-operatórios. Além disso, ao clicar no botão localizado no canto superior direito da página é possível visualizar a aba de agendamento de cirurgia, esse caso de uso está detalhado na seção 6.1.

Com as informações da base de dados utilizada, foram criados então gráficos, para visualização da quantidade de cirurgias realizadas diariamente e estatísticas sobre o porte e departamentos cirúrgicos. Esses gráficos (Figura 5.4) podem ser visualizados embaixo do mapa cirúrgico e estão divididos em 2 seções, são elas, Mapa de Calor e Estatísticas (Porte e Departamento).

No canto superior direito do mapa de calor é encontrado um filtro por ano, onde o usuário pode alternar a visualização segmentando o período.

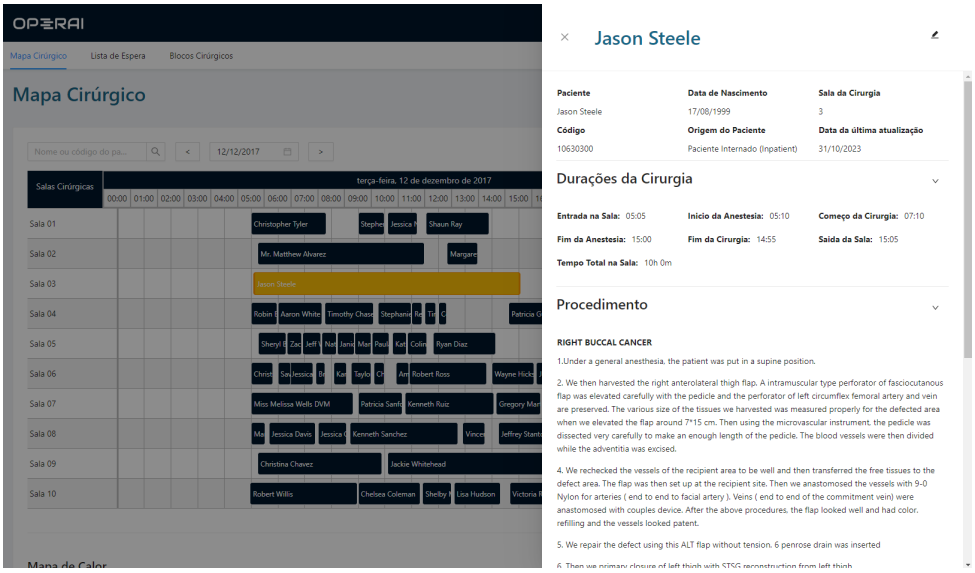



**Figura 5.3:** Detalhes da Cirurgia.

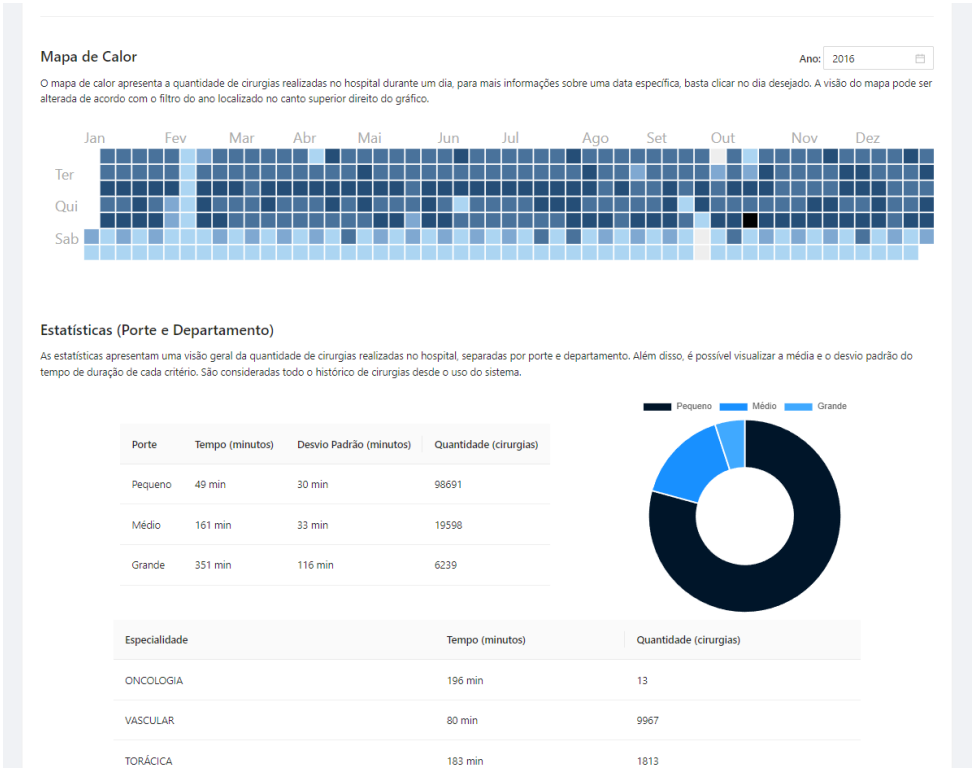



**Figura 5.4:** Mapa de Calor e Estatísticas.

A seção de estatísticas é composta por 2 tabelas e 1 gráfico de pizza. A primeira tabela mostra o tempo médio, desvio padrão e quantidade de cirurgias, classificadas pelos diferentes portes: pequeno, médio e grande. Essa categorização é feita com base na duração das cirurgias, onde pequeno representa procedimentos com duração de 0 a 2 horas, médio engloba cirurgias com tempo entre 2 a 4 horas, e grande refere-se a procedimentos que ultrapassam as 4 horas. Essa abordagem temporal proporciona uma análise mais granular das estatísticas, permitindo uma compreensão detalhada da distribuição das cirurgias conforme sua complexidade e dura-

ção. Quanto ao gráfico, temos uma representação visual da quantidade de cirurgias realizadas durante todo o período de utilização do sistema. A segunda tabela complementa a análise estatística ao oferecer uma visão detalhada do tempo médio e da quantidade de cirurgias, agora segmentadas por departamento. Cada linha desta tabela apresenta métricas específicas para um determinado departamento, fornecendo uma compreensão aprofundada do desempenho cirúrgico em diferentes áreas da instituição. Dessa forma, a combinação de informações segmentadas e a análise global oferecida pelas tabelas e gráfico de pizza enriquecem a seção de estatísticas, fornecendo uma perspectiva abrangente e estratificada do cenário cirúrgico da instituição.

### 5.3.2 Vista da Lista de Cirurgias

Essa página (Figura 5.5) apresenta uma tabela com todas as cirurgias em espera. O filtro é realizado a partir do momento em que uma nova cirurgia é adicionada mas sem data e horário definidos. Dessa forma, conseguimos ter o tempo previsto a partir dos dados preenchidos no caso de uso 6.1. Nela informações como o nome do paciente, especialidade, status e cobertura também estão presentes. No canto superior direito da página, também temos um botão que ao ser acionado é responsável por exibir a confirmação da montagem do mapa cirúrgico. Ele utiliza como base as cirurgias selecionadas na tabela, proporcionando uma visão visual e organizada do planejamento cirúrgico.

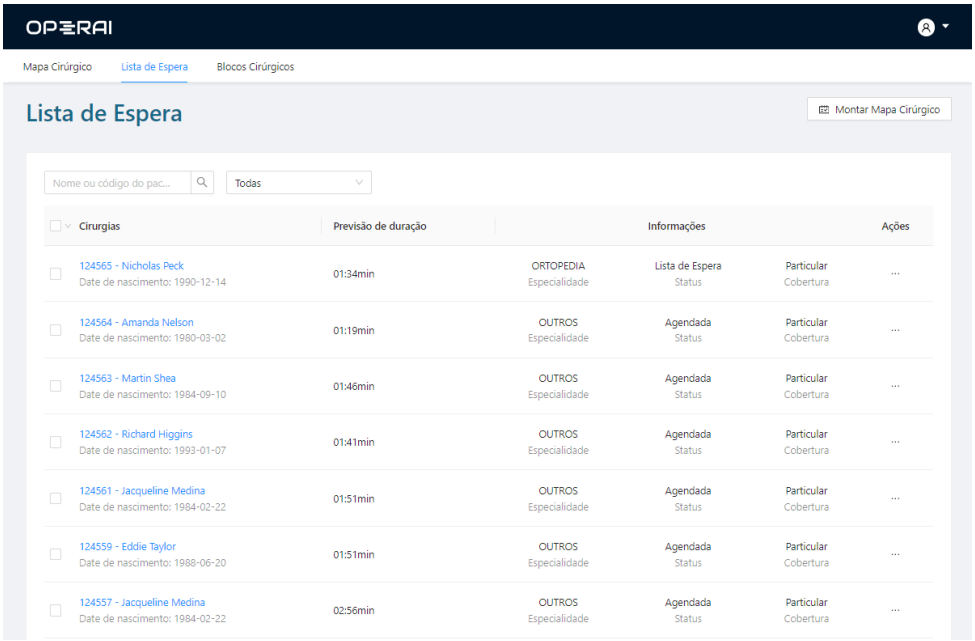



**Figura 5.5:** Vista da Lista de Cirurgias.

Essa funcionalidade está alinhada com o caso de uso 6.3, que é detalhadamente descrito na seção correspondente, proporcionando uma experiência integrada e eficiente para o gerenciamento e planejamento cirúrgico.

### 5.3.3 Painel dos Blocos Cirúrgicos

Por último, o painel dos blocos cirúrgicos (Figura 5.6) está estrategicamente alinhado com a tarefa analítica T4, proporcionando uma visão abrangente do desempenho operacional. Na parte superior da página, destacam-se seis indicadores chave, fornecendo *insights* valiosos para a gestão eficaz do setor cirúrgico.

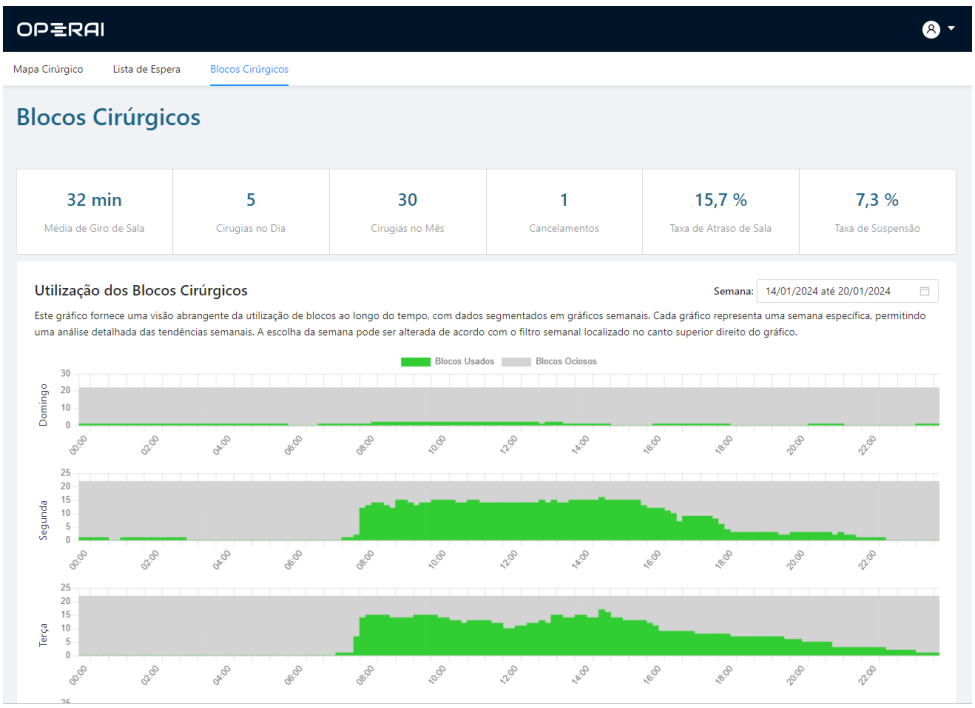



**Figura 5.6:** Vista dos Blocos Cirúrgicos.

1. **Média de Giro de Sala:** Oferece uma medida do tempo médio necessário para preparar e concluir uma sala cirúrgica entre procedimentos, sendo crucial para otimizar a eficiência operacional.

2. **Cirurgias no Dia:** Fornece uma visão instantânea da carga de trabalho diária, possibilitando um planejamento preciso e uma distribuição eficiente de recursos.

3. **Cirurgias no Mês:** Proporciona uma compreensão do volume cirúrgico mensal, sendo essencial para a programação e alocação de recursos a longo prazo.

4. **Cancelamentos:** Revela a proporção de cirurgias que foram canceladas na semana, sendo crucial para identificar áreas de aprimoramento e minimizar interrupções no cronograma cirúrgico.

5. **Taxa de Atraso de Sala:** Mensura a porcentagem de cirurgias que iniciaram com atraso, oferecendo *insights* para aperfeiçoar a gestão do tempo e melhorar a pontualidade das cirurgias.

6. **Taxa de Suspensão:** Destaca a importância de uma atenção contínua à integridade dos procedimentos, sendo um elemento crucial para aprimorar a qualidade operacional.

Logo abaixo, podemos encontrar a seção de utilização dos blocos cirúrgicos, a qual apresenta uma análise granular da ocupação dos blocos cirúrgicos ao longo da semana, com um gráfico dedicado para cada dia. No eixo X, as horas do dia são segmentadas para fornecer uma representação temporal detalhada, enquanto no eixo Y, a ocupação dos blocos cirúrgicos é indicada. Essa abordagem permite uma visualização precisa da demanda por blocos em diferentes momentos do dia, proporcionando *insights* valiosos sobre os padrões de utilização. A capacidade de segmentar por horas destaca-se como uma ferramenta essencial para a gestão eficaz dos recursos, facilitando a identificação de horários de pico e a programação dos blocos cirúrgicos.

## 5.4 Algoritmo de Particionamento de Intervalos

O algoritmo utilizado para a montagem do mapa cirúrgico, conforme descrito no caso de uso na Seção 6.3, foi o de particionamento de intervalos, conhecido como *Interval Partitioning* (1). Essa escolha foi motivada principalmente pelo alto custo associado à preparação das salas, especialmente quando não há uma demanda consistente, assim, ao agendar as cirurgias para a semana, alocamos o mínimo possível de salas simultaneamente. Essa abordagem visa a maximizar a eficiência operacional e reduzir os custos relacionados à preparação das salas. Essa técnica é eficaz para resolver problemas de agendamento nos quais é necessário particionar um conjunto de tarefas (intervalos de tempo) em grupos, de modo a otimizar determinado critério, como a minimização do número de recursos utilizados ou a maximização do tempo de utilização dos recursos.

Este algoritmo guloso foi utilizado no mesmo contexto no trabalho de WANG et al. (2024). Os resultados do estudo destacaram uma significativa redução na taxa de cancelamento de cirurgias. Ao separar as cirurgias eletivas mais previsíveis das menos previsíveis, foi possível evitar a interrupção de todas as salas de operação em caso de imprevistos, minimizando assim o impacto das cirurgias de emergência ou com maior variabilidade de tempo. Outro achado significativo foi a importância de considerar tanto a duração quanto a variabilidade das cirurgias ao realizar o particionamento, entretanto, utilizamos apenas a duração prevista em consideração nesse trabalho.

**Algorithm 1** Interval Partitioning Algorithm

```
procedure INTERVALPARTITIONING(surgeries, rooms)
    Input: List of surgeries (surgeries) and operating rooms (rooms)
    Output: List of rooms with non-overlapping surgeries

    Sort surgeries by start time

    for each surgery in surgeries do
        allocated ← False
        for each room in rooms do
            if No overlap with existing surgeries in room and in surgery.day_of_week then
                Add surgery to room
                allocated ← True
            end if
            if not allocated then
                surgery.day_of_week ← Next day of the week
            end if
        end for
    end for
    return rooms
end procedure
```

# 6

# Casos de uso

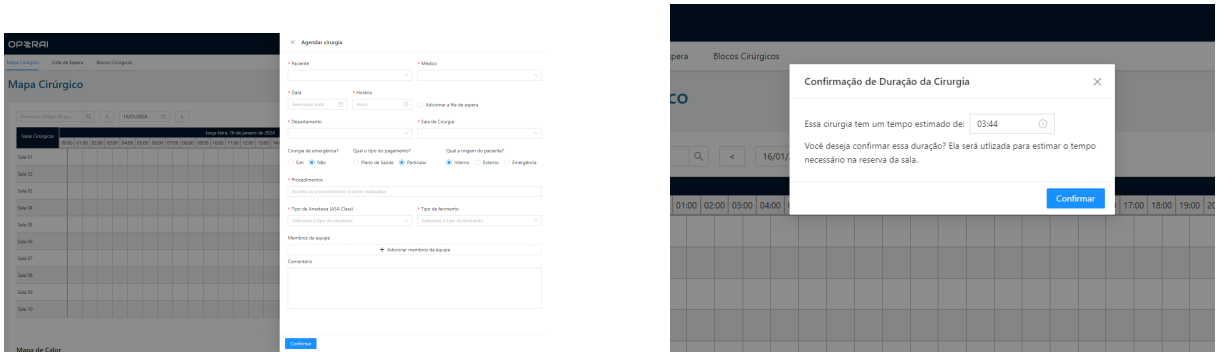
Este capítulo demonstra a utilidade do OperAI através de uma série de casos de uso. Estes demonstram o poder e a versatilidade do sistema em objetivos indo do auxílio na otimização de processos até a identificação de padrões e metrificação de indicadores.

## 6.1 Agendamento de Cirurgia

Para auxiliar na otimização do processo de agendamento de uma cirurgia, o OperAI possui uma interface intuitiva e simples. Como um primeiro exemplo disso, o processo se inicia ao clicar no botão no canto superior direito da página do mapa cirúrgico, uma aba é exibida do lado direito com um formulário (Figura 6.1a), o qual contém todas as informações necessárias como *input* do nosso modelo, descrito na seção 4.2. Além dessas informações, temos o campo de data, horário e sala de cirurgia, mas caso a cirurgia não tenha previsão de realização definida, podemos marcar o *checkbox* “Adicionar a fila de espera”.

Após o preenchimento de todos os dados e a confirmação do formulário, o sistema inicia uma consulta ao modelo treinado, utilizando as informações fornecidas. Uma vez concluída, o sistema apresenta ao usuário a previsão da cirurgia em um *pop-up* que pode ser visualizado na Figura 6.1b. Se por algum motivo o usuário julgar a necessidade de alteração do tempo de duração previsto, a mudança é permitida na própria tela, sendo o tempo confirmado salvo em um novo campo da tabela no nosso banco de dados, para fins de futuros treinamentos do modelo.

Essa funcionalidade contribui significativamente para o planejamento eficiente e a tomada de decisões informadas por parte dos profissionais de saúde envolvidos no processo cirúrgico. Com a abordagem dinâmica, a qual permite correções em tempo real, podemos aprimorar continuamente as previsões, proporcionando uma base mais confiável para o planejamento eficiente e a tomada de decisões informadas no ambiente cirúrgico.




**(a)** Formulário de agendamento cirúrgico. **(b)** Confirmação da duração da cirurgia.

**Figura 6.1:** Sequência de passos para o agendamento de uma cirurgia.

## 6.2 Entendendo o Centro Cirúrgico

O OperAI possibilita um maior entendimento do centro cirúrgico. Como por exemplo, por meio da visão consolidada dos indicadores torna-se possível realizar análises críticas sobre o desempenho das salas. Essa abordagem permite identificar assertivamente pontos de melhoria e potenciais desafios, promovendo uma gestão mais eficiente. Além disso, o sistema pode fomentar a colaboração ao facilitar sessões de trabalho periódicas com times multidisciplinares para à discussão dos resultados, à criação de ações de aprimoramento dos indicadores e ao engajamento da equipe na consecução dos planos estabelecidos.

Podemos encontrar no trabalho de CHARLESWORTH; PANDIT, que a eficiência deve ser relacionada à ótima utilização do tempo alocado para cada procedimento. A utilização adequada das listas de cirurgia é crucial, subutilização é ineficiente, enquanto ultrapassagens acarretam custos e perturbações. Dessa forma, outro aspecto construtivo do OperAI reside na sua capacidade de identificar horários de picos nas salas cirúrgicas. Com o gráfico exibido na Figura 5.5, a detecção rápida e precisa de períodos de alta demanda ou atividade intensa nas salas de cirurgia torna-se possível. Ao identificar esses picos, o sistema possibilita a implementação proativa de estratégias para melhorar a alocação de recursos, como as salas de recuperação, garantindo que as operações transcorram de maneira suave e eficaz.

Essa abordagem preventiva não apenas contribui para a maximização da eficiência operacional, mas também favorece a oferta de um ambiente cirúrgico mais organizado e adaptável às demandas dinâmicas do serviço de saúde.

Através da lista de cirurgias em espera é possível identificar quais procedimentos possuem prioridade a partir de critério cronológico ou até mesmo da avaliação da situação clínica do paciente. Essa organização contribui para uma experiência mais fluida do paciente, tornando possível prover uma resposta em relação a sua posição na lista de procedimentos.

Por fim, o mapa cirúrgico desempenha um papel essencial ao proporcionar uma visualização abrangente e em tempo real dos estados das salas. Essa funcionalidade não apenas oferece uma representação dinâmica do fluxo de trabalho cirúrgico, mas também possibilita

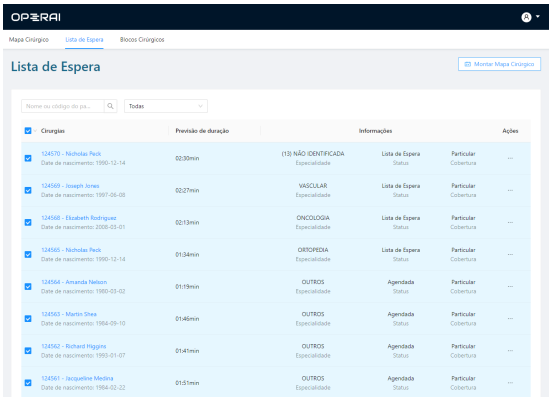
uma compreensão detalhada de quais procedimentos estão atualmente atrasados e quais estão programados para ocorrer ao longo do dia ou da semana. A capacidade de monitorar continuamente o status das salas cirúrgicas contribui significativamente para uma gestão mais eficiente e uma tomada de decisões informada, proporcionando aos profissionais de saúde uma ferramenta valiosa para embasar o planejamento e a execução de intervenções cirúrgicas.

## 6.3 Montagem do Mapa Cirúrgico

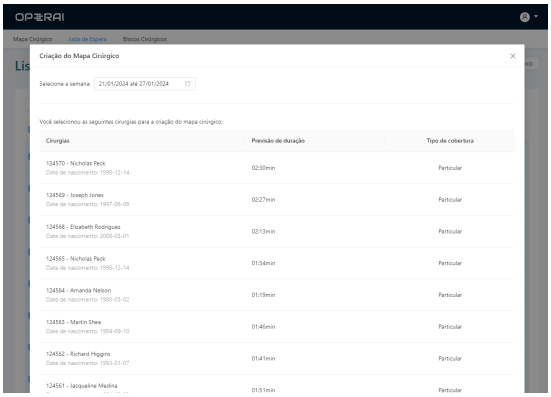
Essa seção será dedicada para mostrar o fluxo de montagem do mapa cirúrgico. A figura 6.2 exemplifica o processo de montagem do mapa cirúrgico. O processo inicia após o usuário selecionar as cirurgias a serem agendadas durante a semana selecionada (Figura 6.2a). Ao clicar no botão do canto superior direito da página, uma tela de confirmação é exibida em conjunto com um campo para a seleção da semana (Figura 6.2b). Em seguida, o usuário deve realizar a confirmação dos procedimentos e automaticamente o sistema exibe o mapa cirúrgico para aquela semana, no exemplo da Figura 6.2c, podemos conferir a organização para um dia da semana.

Podemos observar que a organização é realizada levando em consideração o tempo previsto para aquela cirurgia. Dessa forma, alinhado com a tarefa analítica (T3), reservamos apenas o tempo necessário, evitando estimativas errôneas dos profissionais envolvidos no processo. Isso contribui para a maximização do uso dos recursos hospitalares, reduzindo períodos ociosos e melhorando a eficiência operacional. Além do tempo previsto, o sistema considera uma margem de 30 minutos entre os procedimentos para o giro de sala.

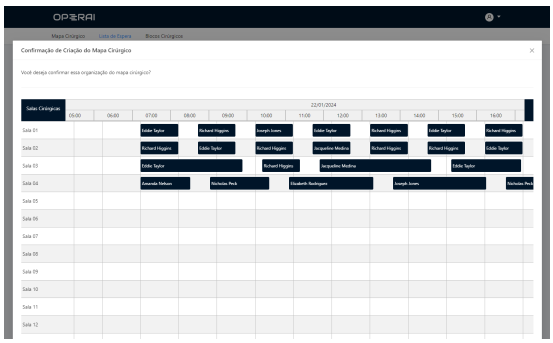
O trabalho de XIANG; LI (2015) define um custo operacional abrangente considerando tanto a superutilização causada por horas extras quanto a subutilização causada pelo tempo ocioso dentro do horário normal de funcionamento da sala cirúrgica. Com a proposta apresentada, procuramos minimizar a ocorrência de ambos os cenários.




**(a)** Selecionando cirurgias da lista de espera.




**(b)** Confirmação da semana e seleção de cirurgias.




**(c)** Confirmação do mapa cirúrgico.

**Figura 6.2:** Sequência de passos para o montagem do mapa cirurgico.

# 7

# Conclusão

Esse trabalho propôs a criação de um ferramenta web chamada OperAI, centrada na compreensão eficaz da utilização dos blocos cirúrgicos e na maximização da capacidade de atendimentos por meio de *insights* preditivos e prescritivos. Como fonte de dados para informações e características de cirurgias, este estudo utilizou um conjunto de dados cedido por CHU et al. (2022), obtido do Hospital Memorial Shin Kong Wu Ho-Shih, no período de janeiro de 2015 a setembro de 2019.

O OperAI atingiu o objetivo proposto ao cumprir todas as tarefas analíticas, conforme detalhado na Seção 5.1 e na Seção 5.3. Além disso, a ferramenta apresenta de maneira fácil e rápida um extenso volume de dados cirúrgicos, permitindo uma comparação eficiente entre procedimentos. Como consequência dessa facilitação, ela oferece um suporte significativo para uma gestão mais eficiente e estratégica do agendamento de cirurgias, representando um avanço crucial na compreensão dos processos hospitalares.

## 7.1 Melhorias e Trabalhos futuros

Mesmo cumprindo o seu objetivo, o OperAI deixa espaço para melhorias. Primeiramente, a implementação de um modelo mais avançado de previsão de ocupação das salas cirúrgicas pode proporcionar uma gestão mais precisa e eficiente dos recursos, assim como, a inserção de novas condições para a montagem do mapa cirúrgico, como preferência de horários entre os médicos e restrições relacionadas a *Órteses, Próteses e Materiais Especiais* (OPME), podem contribuir para um planejamento mais robusto. Além disso, a introdução de gráficos que exibam a evolução dos indicadores ao longo do tempo pode oferecer *insights* valiosos para análises retrospectivas e identificação de tendências. A criação de uma tela dedicada para o registro dos tempos cirúrgicos é outra melhoria significativa, facilitando a entrada e o acompanhamento desses dados cruciais.

Essas são apenas algumas sugestões entre outros aprimoramentos possíveis, visando a constante evolução e aperfeiçoamento do sistema para atender às demandas dinâmicas do ambiente cirúrgico. Em relação a interface gráfica, um ciclo de testes com o usuário afim de

entender pontos que não estão tão claros para eles pode ajudar na identificação de pontos de confusão, áreas menos claras e possíveis obstáculos na usabilidade. Além disso, a integração com sistemas externos pode oferecer uma harmonização com plataformas existentes, como sistemas de gestão hospitalar e registros eletrônicos de saúde, com intuito de criar uma sinergia operacional. Essa colaboração possibilita a troca instantânea de dados, reduzindo redundâncias e fortalecendo a consistência das informações.

# Referências

ABBOU, B. et al. Optimizing Operation Room Utilizationmdash;A Prediction Model. **Big Data and Cognitive Computing**, [S.l.], v.6, n.3, 2022.

ALI, M. **PyCaret**: an open source, low-code machine learning library in python. [S.l.: s.n.], 2020. PyCaret version 1.0.

CHARLESWORTH, M.; PANDIT, J. J. Rational performance metrics for operating theatres, principles of efficiency, and how to achieve it. **British Journal of Surgery**, [S.l.], v.107, n.2, p.e63–e69, 01 2020.

CHU, J. et al. Operating Room Usage Time Estimation with Machine Learning Models. **Healthcare (Basel)**, [S.l.], v.10, n.8, 2022.

ERDEM, E.; QU, X.; SHI, J. Rescheduling of elective patients upon the arrival of emergency patients. **Decision Support Systems**, [S.l.], v.54, n.1, p.551–563, 2012.

FAIRLEY, M.; SCHEINKER, D.; BRANDEAU, M. L. Improving the efficiency of the operating room environment with an optimization and machine learning model. **Health Care Management Science**, [S.l.], v.22, n.4, p.756–767, 2018.

FEI, H.; CHU, C.; MESKENS. Solving a tactical operating room planning problem by a column-generation-based heuristic procedure with four criteria. **Annals Of Operations Research**, [S.l.], v.166, n.1, p.91–108, 2008.

JANSSON, M. et al. Artificial intelligence-enhanced care pathway planning and scheduling system: content validity assessment of required functionalities. **BMC Health Services Research**, [S.l.], v.22, 2022.

PENN, M.; POTTS, C.; HARPER, P. Multiple criteria mixed-integer programming for incorporating multiple factors into the development of master operating theatre timetables. **European Journal of Operational Research**, [S.l.], v.262, n.1, p.194–206, 2017.

SCHIELE, J.; KOPERNA, T.; BRUNNER, J. O. Predicting intensive care unit bed occupancy for integrated operating room scheduling via neural networks. **Naval Research Logistics (Nrl)**, [S.l.], v.68, n.1, p.65–88, 2020.

SPANGENBERG, N. et al. Implementation of a Situation Aware and Real-Time Approach for Decision Support in Online Surgery Scheduling. In: IEEE 31ST INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON COMPUTER-BASED MEDICAL SYSTEMS (CBMS), 2018. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2018. p.417–421.

WANG, L. et al. Capacity and surgery partitioning: an approach for improving surgery scheduling in the inpatient surgical department. **European Journal of Operational Research**, [S.l.], v.313, n.1, p.112–128, 2024.

XIANG, W.; LI, C. Surgery scheduling optimization considering real life constraints and comprehensive operation cost of operating room. **Technology and health care : official journal of the European Society for Engineering and Medicine**, [S.l.], v.23, p.605–617, 09 2015.

ZHU, S. et al. Operating room planning and surgical case scheduling: a review of literature. **Journal of Combinatorial Optimization**, [S.l.], v.37, p.757–805, 2019.